

免疫算法

王磊, 潘进, 焦李成

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071)

摘要: 本文在分析标准遗传算法的优越性与存在不足的基础上, 借鉴生命科学中免疫的概念与理论, 提出了一种新的算法——免疫算法. 该算法的核心在于免疫算子的构造, 而免疫算子又是通过接种疫苗和免疫选择两个步骤来完成的. 理论证明免疫算法是收敛的, 并结合 TSP 问题, 提出了免疫疫苗的选取与免疫算子的构造方法. 最后, 用免疫算法对 75 城市的 TSP 问题进行了仿真计算, 并将其计算过程与标准遗传算法进行了对比, 结果表明该算法对减轻遗传算法后期的波动现象具有明显的效果, 同时使收敛的速度有较大的提高.

关键词: 免疫算法; 抗体; 收敛性; TSP 问题

中图分类号: O224

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2000) 07-0074-05

The Immune Algorithm

WANG Lei, PAN Jin, JIAO Li-cheng

(Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: Based on analyses of GA's properties, a novel algorithm, the immune algorithm—IA, is proposed with analogies to the concept and the theory of immunity in biotic science. The core of the algorithm lies on constructing the immune operator that is realized by vaccination and immune selection. IA is approved theoretically convergent. The strategies and the methods of selecting and constructing a vaccine for TSP are given in this paper. A simulation test of 75-city TSP is done with IA, and its computational process is compared with that of canonical genetic algorithms. The results show that IA can evidently alleviate the undulate phenomenon at the end of the evolutionary process, therefore increases the convergent speed.

Key words: the immune algorithm; antibody; convergence; TSP

1 引言

在生命科学领域中, 人们已经对遗传(Heredity)与免疫(Immunity)等自然现象进行了广泛而深入的研究. 六十年代, Bagley 和 Rosenberg 等先驱在对这些研究成果进行分析与理解的基础上, 借鉴其相关内容和知识, 特别是遗传学方面的理论与概念, 并将其成功应用于工程科学的某些领域, 收到了良好的效果^[1,2]. 时至八十年代中期, 美国 Michigan 大学的 Holland 教授不仅对以前的学者们提出的遗传概念进行了总结与推广, 而且给出了简明、清晰的算法描述, 并由此形成目前一般意义上的“遗传算法”(Genetic Algorithm—GA)^[3]. 由于遗传算法较以往传统的搜索算法具有使用方便、鲁棒性强、便于并行处理等特点, 因而广泛应用于组合优化^[4,5]、结构设计^[6]、人工智能^[7]等领域. 另一方面, Farmer 和 Bersini 等人也先后在不同时期、不同程度地涉及到了有关免疫的概念^[8,9].

众所周知, 遗传算法是一种具有“生成+检测”(generate-and-test)的迭代过程的搜索算法^[10]. 从理论上分析, 迭代过程中, 在保留上一代最佳个体的前提下, 遗传算法是全局收敛的^[11]. 然而, 在对算法的实施过程中不难发现两个主要遗传

算子都是在一定发生概率的条件下, 随机地、没有指导地迭代搜索, 因此它们在为群体中的个体提供了进化机会的同时, 也无可避免地产生了退化的可能. 在某些情况下, 这种退化现象还相当明显. 另一方面, 每一个待求的实际问题都会有自身一些基本的、显而易见的特征信息或知识. 然而遗传算法的交叉和变异算子却相对固定, 在求解问题时, 可变的灵活程度较小. 这无疑对算法的通用性是有益的, 但却忽视了问题的特征信息对求解问题时的辅助作用, 特别是在求解一些复杂问题时, 这种“忽视”所带来的损失往往就比较明显了.

实践也表明, 仅仅使用遗传算法或者以其为代表的进化算法, 在模仿人类智能处理事物的能力方面还远远不足, 还必须更加深层次地挖掘与利用人类的智能资源. 从这一点讲, 学习生物智能, 开发, 进而利用生物智能是进化算法乃至智能计算的一个永恒的话题. 所以, 作者力图将生命科学中的免疫概念引入到工程实践领域, 借助其中的有关知识与理论并将其与已有的一些智能算法有机地结合起来, 以建立新的进化理论与算法, 来提高算法的整体性能. 基于这一思想, 本文将免疫概念及其理论应用于遗传算法, 在保留原算法优良特性的

前提下, 力图有选择、有目的地利用待求问题中的一些特征信息或知识来抑制其优化过程中出现的退化现象, 这种算法称为免疫算法 (Immune Algorithm—IA). 本文给出了算法的具体步骤, 证明了其全局收敛性, 提出了免疫疫苗的选择策略和免疫算子的构造方法. 理论分析和对 TSP 问题的仿真结果表明免疫算法不仅是有效的而且也是可行的, 并较好地解决了遗传算法中的退化问题.

2 免疫算法及其收敛性

2.1 免疫算法

文中免疫概念的提出是受生物自然科学的启发^[12]. 在具体的实现过程中, 本文在原有标准遗传算法的框架基础上引入了一个新的算子, 即免疫算子 (Immune Operator). 同生命科学中的免疫理论类似, 免疫算子也有两种类型: 全免疫 (Full Immunity) 和目标免疫 (Target Immunity), 二者分别对应于生命科学中的非特异性免疫和特异性免疫. 其中, 全免疫是指群体中每个个体在遗传算子作用后, 对其每一环节都进行一次免疫操作的免疫类型; 目标免疫则是指在进行了遗传操作后, 经过一定判断, 个体仅在作用点处发生免疫反应的一种类型. 前者主要应用于个体进化的初始阶段, 而在进化过程中基本上不发生作用, 否则将很有可能产生通常意义上所说的“同化现象” (Assimilative Phenomenon); 后者一般而言将伴随群体进化的全部过程, 它是免疫操作的一个基本算子.

实际的操作过程中, 首先对所求解的问题 (这里视为抗原, Antigen) 进行具体分析, 从中提取出的最基本的特征信息 (即疫苗, Vaccine); 其次, 对此特征信息进行处理, 以将其转化为求解问题的一种方案 (根据该方案而得到的各种解的集合统称为基于上述疫苗所产生的抗体, Antibody); 最后, 将此方案以适当的形式转化成免疫算子以实施具体的操作. 这里需要说明的是, 待求问题的特征信息往往不止一个, 也就是说针对某一特定的抗原所能提取出的疫苗也可能不止一种, 那么在接种疫苗过程中可以随机地选取一种疫苗进行注射, 也可以将多个疫苗按照一定的逻辑关系进行组合后再予以注射. 有关选取疫苗所应注意的一些问题将在后面的第 3.3 节以实例的形式进行详细的讨论.

综上所述, 本文所提出的免疫思想主要是在合理提取疫苗的基础上, 通过接种疫苗和免疫选择两个操作步骤来完成的. 前者是为了提高适应度, 后者则为了防止群体的退化. 具体而言, 它们分别是:

接种疫苗: 设个体 x , 给其接种疫苗是指按照先验知识来修改 x 的某些基因位上的基因, 使所得个体以较大的概率具有更高的适应度. 首先考虑以下两种特殊情况: 其一, 若个体 y 的每一基因位上的信息都是错误的, 即每一位码都与最佳个体不同, 则对任一个体 x , x 转移为 y 的概率为 0; 其二, 若个体 x 的每个基因位都是正确的, 即 x 已经是最佳个体, 则 x 以概率 1 转移为 x . 除此之外, 设有群体 $c = (x_1, x_2, \dots, x_{n_0})$, 对 c 接种疫苗是指在 c 中按比例 α 随机抽取 $n_\alpha = \alpha n$ ($0 < \alpha \leq 1$) 个个体而进行的操作. 疫苗是从对问题的先验知识中提炼出来的, 它所包含的信息量及其准确性对算法的性能起着重

要的作用.

免疫选择: 这一操作分两步完成. 第一步是免疫检测, 即对接种了疫苗的个体进行检测, 若其适应度仍不如父代, 说明在交叉、变异的过程中出现了严重的退化现象. 这时该个体将被父代中所对应的个体所取代; 如果子代适应度优于父代则进行第二步处理. 第二步是退火选择^[13], 即在目前的子代群体 $E_k = (x_1, \dots, x_{n_0})$ 中以概率:

$$P(x_i) = e^{f(x_i)/T_k} / \sum_{i=1}^{n_0} e^{f(x_i)/T_k} \quad (1)$$

选择个体 x_i 进入新的父代群体, 其中 $f(x_i)$ 为个体 x_i 的适应度, $\{T_k\}$ 是趋近于 0 的温度控制序列.

算法 1: 免疫算法 (IA)

① 随机产生初始父代种群 A_1 ; ② 根据先验知识抽取疫苗; ③ 若当前群体中包含最佳个体, 则算法停止运行并输出结果; 否则继续; ④ 对于目前的第 k 代父本种群 A_k 进行交叉操作, 得到种群 B_k ; ⑤ 对 B_k 进行变异操作, 得到种群 C_k ; ⑥ 对 C_k 进行接种疫苗操作, 得到种群 D_k ; ⑦ 对 D_k 进行免疫选择操作, 得到新一代父本 A_{k+1} , 转至③.

该算法的运行流程可对照图 1 的相关环节, 其中关于免疫操作的具体内容将在第 3.2 节给以详细的论述.

2.2 免疫算法的收敛性

设第一代种群的规模为 n_0 , 则所有种群的规模均为 n_0 , 种群中的所有个体均为 l 位的 q 进制编码. 算法中的交叉操作选择一点或多点均可. 变异操作是对每个基因位以概率 P_M 相互独立地进行变异, 变异后处于其它任一状态的概率均为 $1/q - 1$. 算法的状态转移情况可用如下的随机过程来表述:

$$A_k \xrightarrow{\text{交叉}} B_k \xrightarrow{\text{变异}} C_k \xrightarrow{\text{接种疫苗}} D_k \xrightarrow{\text{免疫选择}} A_{k+1}$$

其中从 A_k 到 D_k 的状态转换构成了马尔可夫链, 而 A_{k+1} 的状态与前面各变量的状态均有关. 但是随机过程 $\{A_k | k = 1, 2, \dots\}$ 显然仍是一个马尔可夫过程. 设 X 为搜索空间, 即所有个体的空间, 将规模为 n_0 的群体认为是状态空间 $S = X^{n_0}$ 中的一个点, 其每个坐标分别是 X 中的个体. 用 $|S|$ 表示 S 中状态的数量, 用 $s_i \in S$, $i = 1, 2, \dots, |S|$, 表示 s_i 是 S 中的某一状态, 用 $s_i \subseteq s_j$ 表示 s_i, s_j 作为 X 的子集时的包含关系. 用 V_k^i 表示随机变量 V 在第 k 代时处于状态 s_i . 设 f 是 X 上的适应度函数, 令

$$S^* = \{x \in X | f(x) = \max_{x_i \in X} f(x_i)\} \quad (2)$$

则可如下定义算法的收敛性.

定义 1 如果对于任意的初始分布均有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{|S|} P\{A_k^i\} = 1 \quad (3)$$

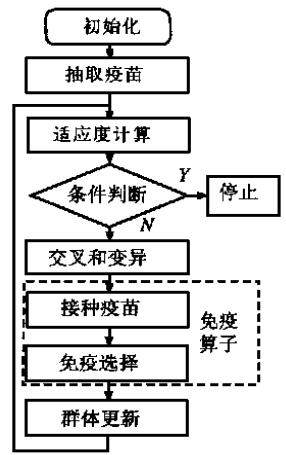


图 1 免疫算法流程图

则称算法收敛。

该定义表明: 算法收敛是指当算法迭代到足够多的次数以后, 群体中包含全局最佳个体的概率接近于 1. 这种定义即为通常所说的概率 1 收敛。

定理 1 免疫算法是概率 1 收敛的。

定理的证明过程从略. 不过, 这里需要说明的一点是, 如果把免疫算子从免疫算法中略去, 可以证明该算法将不再保证收敛到全局最优值^[11], 或者说它是强不收敛的^[13].

3 免疫算子的机理与构造

3.1 免疫算子的机理

如 2.1 节所述, 免疫算子是由接种疫苗和免疫选择两部分操作构成的, 其中疫苗指的是依据人们对待求问题所具备的或多或少的先验知识, 从中提取出的一种基本的特征信息; 抗体是指根据这种特征信息而得出的一类解. 前者可以看作是对待求的最佳个体所能匹配模式 (Schema) 的一种估计; 后者则是对这种模式进行匹配而形成的样本. 从对算法 1 的描述中不难发现, 疫苗的正确选择对算法的运行效率具有十分重要的意义. 它如同通用遗传算法中的编码一样, 是免疫操作得以有效地发挥作用的基础与保障. 但是需要说明的是: 选取疫苗的优劣, 生成抗体的好坏, 只会严重影响到免疫算子中接种疫苗作用的发挥, 不至于涉及到算法的收敛性. 因为免疫算法的收敛性归根结底是由免疫算子中的免疫选择来保证的, 下面就来考察免疫选择在算法运行过程所起到的作用。

定理 2 在免疫选择作用下, 若疫苗使抗体适应度得到提高, 且高于当前群体的平均适应度, 则疫苗所对应的模式将在群体中呈指数级扩散; 否则, 它将被遏制或呈指数级衰减。

参考遗传算法中有关模式定理的证明可以验证上述定理的正确性. 而且从上述定理可以看出免疫选择在加强接种疫苗的积极作用, 消除其负面影响方面具有鲁棒性。

免疫算法的应用对象主要是针对一些难度随规模扩大而迅速增大的问题, 如 NP 问题等. 这类问题的特点是在规模较小时, 问题一般易于求解或者说易于发现其局部条件下的求解规律. 针对这一类问题选取疫苗时 (可以推广到一般问题), 既可以根据问题的特征信息来制作免疫疫苗, 也可以在具体分析的基础上, 考虑降低原问题的规模, 增设一些局部条件来简化问题. 这种简化后的问题求解规律就可做为选取疫苗的一种途径. 不过在实际的选取过程中, 应考虑到: 一方面, 原问题局域化处理越彻底, 局部条件下的求解规律就越明显, 这时虽然易于获取疫苗, 但寻找所有这种疫苗的计算量会显著增加; 另一方面, 每一个疫苗都是利用某一局部信息来探求全局最优解, 即估计该解在某一分量上的模式, 所以没有必要对每个疫苗做到精确无误. 因此一般可以根据对原问题局域化处理的具体情况, 选用目前通用的一些迭代优化算法来提取疫苗。

3.2 免疫算子的执行算法

这里为表述方便起见, 首先说明以下将要用到的一些特殊符号. 设 $a_{H,k}$ 为对第 k 代第 i 个个体 a_k^i 接种疫苗后所得到的抗体, P_i 为个体接种疫苗的概率, P_V 为更新疫苗的概率。

$V(a_k^i, h_j)$ 表述按模式 h_j 修改个体 a_k^i 上基因的接种疫苗操作, n 和 m 分别为群体和疫苗的规模. 那么, 在针对某一待求问题而构造和应用免疫算子时所进行的过程如下所示:

算法 2: 免疫算子的执行算法

Begin:

抽取疫苗:

分析待求问题, 搜集特征信息;

依据特征信息估计特定基因位上的模式: $H = \{h_j | j = 1, 2, \dots, m\}$;

$k=0$ and $j=0$;

while (Conditions = True)

if $\{P_i\} = \text{True}$, then $j=j+1$;

$i=0$;

for ($i \leq n$)

接种疫苗: $a_{H,k}^i = V(a_k^i, h_j)$;

免疫检验: if $a_{H,k}^i < a_{k-1}^i$, then $a_k^i = a_{k-1}^i$;

else $a_k^i = a_{H,k}^i$;

$i=i+1$;

退火选择: $A_{k+1} = S(A_k)$;

$k=k+1$;

End

上述算法中的停机条件可以采用最大迭代次数法或统计个体最佳适应度连续不变的最大次数法。

3.3 免疫疫苗的选取示例

第 3.1 节简要说明了算法中免疫疫苗的一般选取策略, 下面再结合 TSP 问题, 具体讨论其中的具体过程与步骤。

(1) 分析待求问题, 搜集特征信息

假设在某一时刻, 某人从一城市出发, 欲前往下一个目标城市. 一般而言, 他首先考虑的选择目标是距离当地路程最近的城市. 如果目标城市恰恰就是前面走过的某一城市时, 则下一个要到达的目标更替为除该城市之外的距离最小的城市, 并以此类推. 这种方法虽然不能作为全局问题的解决方案, 但在一个很小范围内, 比如只有三、四个城市的情况 (相对于全局问题而言, 这属于一种局部问题), 这种考虑往往不失为一个较好的策略. 当然, 能否作为最终的解决方案, 还需要进一步的判断。

(2) 根据特征信息制作免疫疫苗

基于上述认识, 就 TSP 问题的特点而言, 在最终的解决方案中, 即最佳路径的选取里, 必然包括而且在很大程度上包括相邻城市间距离最短的路径. TSP 问题的这种特点即可做为求解问题时以供参考的一种特征信息或知识, 故能够视为从问题中抽取疫苗的一种途径. 所以在具体实施过程中, 只需使用一般的循环迭代方法找出所有城市的邻近城市即可 (当然, 某一城市既可能是两个或多个城市的邻近城市, 也可能都不是). 疫苗不是一个个体, 故不能做为问题的解 (如图 4(a) 所示的情况). 它仅仅具备个体在某些基因位上的特征。

(3) 接种疫苗

不失一般性, 设 TSP 问题中所有与城市 A_i 距离最近的城

市为 A_j , 并且二者非直接连接而是处于某一路径的两段: $A_{i-1} - A_i - A_{i+1}$ 和 $A_{j-1} - A_j - A_{j+1}$, 如图 2 中实线所示。则当前的遍历路径为: $\pi = \{A_0, \dots, A_{i-1}, A_i, A_{i+1}, \dots, A_{j-1}, A_j, A_{j+1}, \dots, A_N\}$, 其对应的路径长度为:

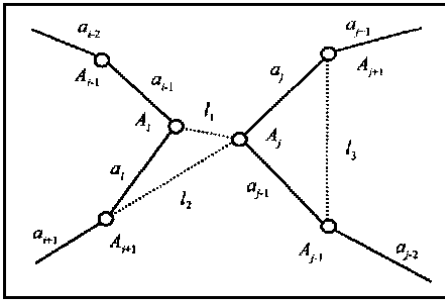


图 2 TSP 问题的疫苗作用机理示意图

$$D_{\pi} = \sum_{k=1}^{i-1} a_k + a_i + \sum_{k=i+1}^{j-1} a_k + a_{j-1} + a_j + \sum_{k=j+1}^N a_k \quad (4)$$

在免疫概率 P_i 发生条件下, 对城市 A_i 而言, 免疫算子将其邻近城市 A_j 排列为它的下一个目标城市, 而使原先的遍历路径调整为:

$\pi_c = \{A_0, \dots, A_{i-1}, A_i, A_j, A_{i+1}, \dots, A_{j-1}, A_{j+1}, \dots, A_N\}$, 则相应的路径长度变化为:

$$D_{\pi_c} = \sum_{k=1}^{i-1} a_k + l_1 + l_2 + \sum_{k=i+1}^{j-1} a_k + l_3 + \sum_{k=j+1}^N a_k \quad (5)$$

比较式(4)和式(5), 因为 A_j 是所有城市中(即全局中)与城市 A_i 距离最近的点, 在由 $A_i - A_j - A_{i+1}$ 所构成的三角形中 l_1 一定为最短边或次短边(此时 l_2 一定为最短边, 因为若 $a_i < l_1$, 则与 A_i 最近的城市为 A_{i+1} 而非 A_j), 而在 A_{j-1}, A_j 和 A_{j+1} 之间却不一定具有这个性质。所以在多数情况下, l_3 较 $a_{j-1} + a_j$ 的减少量要大于 $l_1 + l_2$ 较 a_i 的增加量。而且更加重要的是在这一个局部环境内, 算子对路径做了一次最佳调整。当然, 这次调整究其能否对整个路径有所贡献, 还有待于选择机制的进一步判断。但是, 从分析过程中, 不难得出下列关系:

$$P(D_{\pi_c} < D_{\pi}) \gg P(D_{\pi_c} > D_{\pi}) \quad (6)$$

式中, $P(A)$ 表示事件 A 发生的概率。上述所谓的“调整”过程, 即为 TSP 问题求解时基于某一特定疫苗的免疫注射过程。

4 TSP 问题的免疫算法求解

TSP 问题是一种难于用常规算法求解的、典型的 NP 问题。近年来, 用基于以遗传算法为代表的进化计算来求解 TSP 问题已有不少结果^[4,5], 在一定程度上也被间接地作为对各种非线性优化方法的评价标准。TSP 问题实质上是针对 n 个坐标(假设的 n 个城市的位置)在一定条件(城市之间相互连通的路径限制)下, 寻找一个满足下列条件的整数排列 $\pi = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ (其中的 p_i 代表最佳路径中第 i 个城市的编号):

$$D_{\pi} = \sum_{i=1}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) + d(p_n, p_1) = \lim \left(\sum_{i,j=1}^n d(p_i, p_j) \right) \quad (7)$$

式中 $d(A, B)$ 表示编号为 A 和 B 的两个城市之间的距离。

4.1 编码与适应度函数

为了方便与直观起见, 本文采用对 n 个城市访问次序的排列为 TSP 问题的编码。适应度函数采用如下公式计算:

$$f(\pi_i) = (76.5 \times L \times \sqrt{N}) / D_{\pi_i} \quad (8)$$

其中 L 为包含所有城市的最小正方形的边长, N 为城市数目, D_{π_i} 为在实际排列 π_i 下的路径长度。

4.2 交叉与变异算子

对于交叉操作的设计, 原则上采用了两点交叉, 其中交叉点的位置随机确定(故在实际操作过程中也有可能出现一点交叉的情况); 在变异操作方面, 算法中加入了对遗传个体基因型特征的继承性和对进一步优化所需个体特征的多样性进行评测的环节, 在此基础上设计了一种部分路径变异法。该方法每次选取全路径的一段, 路径子段的起点与终点由评测的结果估算确定。具体操作为采用连续 n 次的调换方式, 其中 n 的大小由遗传代数 K 决定, 具体关系如下所示:

$$n = \lfloor N / M + \exp(-\alpha K) \rfloor \quad (9)$$

其中 N 为城市数目; M 为路径子段的数目; α 为常数, 表示 n 随 K 变化的快慢程度。

4.3 免疫算子

如 2.1 节所述, 免疫算子有两种类型, 即全免疫和目标免疫。在具体问题中应视所能提取的疫苗的性质而决定采用何种免疫操作。针对 TSP 问题, 因为要找到适用于整个抗原(即全局问题求解)的疫苗是极为困难的, 所以仿真实验中采用了目标免疫。具体而言, 在求解问题之前, 先从每个城市点的周围各点中选取一个距离或路径最近的点, 以此做为算法执行过程中对该城市点进行目标免疫操作时所注入的疫苗。每次遗传操作后, 随机抽取一些个体注射疫苗(如第三节内容所示), 然后进行免疫检测, 即对接种了疫苗的个体进行检测: 若适应度提高, 则继续; 反之, 若其适应度仍不如父代, 说明在交叉、变异的过程中出现了严重的退化现象。这时, 该个体将被父代中所对应的个体所取代。在选择阶段, 子代个体以式(1)计算其被选中的概率并进行相应的条件判断。

在仿真试验中, 以著名的 75 城市的 TSP 问题为例, 并取群体规模为 100; 交叉概率在 0.5 ~ 0.85, 变异概率在 0.2 ~ 0.01, 个体接种疫苗的概率 0.2 ~ 0.3, 更新疫苗的概率 0.5 ~ 0.8 之间随进化过程自行调整; 另外 M 和 α 分别取为 10 和 0.04, 退火选择中的退火温度 T 按下式计算:

$$T_k = \ln((T_0 / k) + 1), T_0 = 100 \quad (10)$$

其中 k 为进化代数。在基本参数保持不变的前提下, 分别应用通用遗传算法和免疫算法对 TSP 问题进行求解。如果假定群体的最佳适应度值在 100 次连续迭代过程中不被更新, 则认为该最佳适应度值所对应的个体为最佳个体。计算过程中, 每隔 10 代记录一次进化结果, 则免疫算法在第 940 代首次出现后来被认定的最佳个体。而通用遗传算法则在第 3550 代才出现该最佳个体。为了更加清楚地表示两种算法中群体的整体进化程度, 分别将它们的子代群体中的最佳适应度值和相应的平均适应度值随进化过程的变化对比情况绘于图 3。其中在计算过程中所选取的疫苗以及最后的优化路径如图 4 所示。从图 3 中也可看出后者对提高算法的搜索效率, 消除标准

遗传算法在后期的振荡现象具有明显的效果,并在很大程度上加速快了原算法的收敛速度.

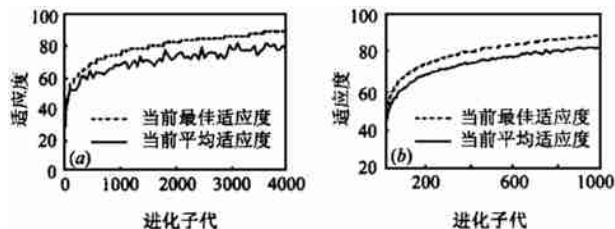


图3 子代适应度值随进化过程的变化曲线 (a)通用遗传算法计算曲线, (b)免疫算法计算曲线

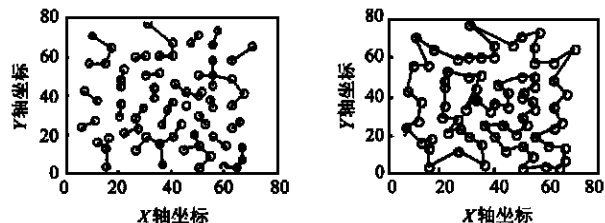


图4 75城市的TSP问题免疫优化仿真示意图
(a)免疫疫苗, (b)最优化路径

5 结论与讨论

本文提出了集免疫机制和进化机制于一体的一种新的全局并行算法——免疫算法,证明了其全局收敛性,给出了免疫疫苗的选取策略和免疫算子的构造方法.理论分析和用于TSP问题的实验结果表明,与通用遗传算法相比,免疫算法不仅是有效的,也是可行的,并较好地解决了已有算法中出现的退化现象,且使收敛速度有显著提高.类似的结果在国内外尚未见报道.

参考文献

- [1] J. D. Bagley. The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms. Dissertation Abstracts International, 1968, 28(12)
- [2] R. S. Rosenberg. Simulation of genetic populations with biochemical properties. Dissertation Abstracts International, 1968, 28(7)
- [3] J. H. Holland. Genetic algorithms and classifier systems: foundations and their applications. Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, 1987, 82~89
- [4] J. J. Grefenstette et al. Genetic algorithms for the traveling salesman problem. Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications 1985, 136~140

- [5] D. B. Fogel. Applying evolutionary programming to selected traveling salesman problems. Cybernetics and Systems, 1993(24): 27~36
- [6] G. Miller et al. Designing neural networks using genetic algorithm. IC-GA, 1989, 360~369
- [7] Booker L. B. Goldberg and J. H. Holland. Classifier systems and genetic algorithms. Artificial Intelligence, 1989(40): 235~282
- [8] J. D. Farmer, N. H. Packard and A. S. Perelson. The immune system. Adaptation and Machine Learning. Physics 22D, 1987
- [9] H. Bersini and F. J. Varela. Hints for adaptive problem solving gleaned from immune networks. Proceedings of the first workshop on parallel problem solving from nature. Springer & Verlag, 1990
- [10] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 王东生. 遗传算法及其应用. 北京: 人民邮电出版社, 1996
- [11] G. Rudolph. Convergence analysis of canonical genetic algorithms. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(1): 96~101
- [12] 陈仁. 免疫学基础. 北京: 人民卫生出版社, 1982
- [13] 张讲社, 徐宗本, 梁怡. 整体退火遗传算法及其收敛充要条件. 中国科学(E), 1997, 27(2): 154~164



王 磊 1972 年出生. 西安电子科技大学在读博士生. 主要研究领域包括: 人工神经网络、进化算法与数据挖掘等.

潘 进 1960 年出生. 西安电子科技大学在读博士生. 主要研究领域包括: 子波理论与应用、进化算法与多用户检测等.

焦李成 1959 年出生. 教授, 博士生导师. 主要研究领域包括: 非线性理论、人工神经网络、子波理论与应用、进化算法、数据挖掘与多用户检测等.